



**Falência Empresarial: As PME's Industriais
Portuguesas no período 2008-2014**

Diogo Filipe da Silva Nogueira

Dissertação de mestrado em Finanças e Fiscalidade

Orientada por,

Francisco Vitorino Martins (Orientador)

Elísio Brandão (Coorientador)

2017

Nota Biográfica do Autor

Diogo Filipe da Silva Nogueira licenciou-se em Gestão pela Faculdade de Economia da Universidade de Coimbra com média de 14 valores, em 2011. Em 2016 concluiu a parte curricular do Mestrado em Finanças pela Faculdade de Economia da Universidade do Porto com média de 14 valores.

Resumo

Cada vez mais existe uma maior necessidade de compreender o fenómeno de falência empresarial, o qual poderá ser antecipado através do uso de modelos construídos para o efeito. Assim será importante entender quais os modelos mais eficazes e como estes alteram a sua capacidade quando estão perante ambientes com características diferentes. O objetivo da presente dissertação será o desenvolvimento de um modelo de previsão de falências que se revele adequado e eficaz na identificação antecipada de situações de falência empresarial, aplicando-o à realidade das Pequenas e Médias Empresas industriais portuguesas. Nesse sentido foi desenvolvido um modelo de previsão de falências para PME's do sector industrial português, com base numa amostra de 490 empresas no período de 2008 a 2014. O conjunto de rácios contabilístico-financeiros presentes no modelo como variáveis explicativas foram obtidos partido do método estatístico *backward stepwise selection procedure*. O modelo de previsão de falência para PME's do sector industrial português desenvolvido obteve uma capacidade preditiva de 84%.

Palavras-chave: Modelos de previsão de Falência, Falência, Logit, PME's

Abstract

Nowadays, there is a greater need to verify the phenomenon of corporate bankruptcy, which is anticipated through the use of models built for this purpose. So it is important to understand which models are most effective and how they change their capacity when faced with environments with different characteristics. The objective of this dissertation is to develop a bankruptcy forecasting model that is adequate and efficient in the early identification of corporate bankruptcy situations, applying it to the reality of Portuguese industrial SMEs. In this sense, a bankruptcy forecasting model was developed for SME's industrial industrial sector, based on a sample of 490 companies from 2008 to 2014. The set of accounting-financial ratios presented in the model as explanatory variables were obtained using the statistical method backward stepwise selection procedure. The bankruptcy forecasting model for SMEs from the Portuguese industrial sector obtained a predictive capacity of 84%.

Keywords: Forecasting Models of Bankruptcy, Bankruptcy, Logit, SMEs

Índice

Introdução.....	1
1. Revisão da literatura	3
<i>1.1 Introdução.....</i>	<i>3</i>
<i>1.2 Modelos de previsão de falência e evolução</i>	<i>3</i>
<i>1.3 Modelos de previsão de falência aplicados a pequenas e médias empresas</i>	<i>6</i>
<i>1.4 Conclusão da revisão da literatura</i>	<i>9</i>
2. Metodologia.....	10
<i>2.1 Descrição dos dados.....</i>	<i>10</i>
<i>2.2 Seleção de variáveis</i>	<i>14</i>
<i>2.3 Estimação.....</i>	<i>18</i>
3. Resultados	19
4. Conclusão	23
5. Bibliografia.....	25
6. Anexos.....	27

Índice de Tabelas

Tabela 1 – Modelos de Previsão de Falência

Tabela 2 – Classificação Industria R.E.V 3

Tabela 3 – Constituição da Amostra

Tabela 4 – Seleção de Variáveis

Tabela 5 – Estatísticas Descritivas

Tabela 6 – Modelo Logístico Desenvolvido

Tabela 7 – Modelo Logístico Altman & Sabato (2007)

Tabela 8 – Classificação um ano antes da Falência

Tabela 9 – Capacidade Preditiva e Erros

Introdução

A crescente globalização da economia e o elevado nível de incerteza por ela gerado leva à necessidade, por parte dos agentes económicos, de compreender, antecipar e prever acontecimentos futuros. A capacidade de prever a Falência empresarial é um fator de extrema importância visto que atualmente este é cada vez mais predominante devido à dissipação da crise económica pelo mundo.

Neste sentido, a falência não é um fenómeno que acontece ao acaso, uma empresa não sofre uma decadência repentinamente sem que haja sinais prévios que o indiquem. Existem muitos fatores que contribuem para tal ocorrência tais como a dimensão da empresa, o setor de atividade, a competência dos órgãos de gestão, o mercado e a economia em que a empresa se encontra inserida. No que cabe à análise e à previsão, as demonstrações financeiras são inevitavelmente a maior fonte de informação sobre a atividade e o historial de uma empresa. Assim, os rácios financeiros foram até hoje o instrumento mais utilizado na avaliação das condições financeira e operacional das empresas.

Desta forma, ao longo de décadas que têm vindo a ser estudados e desenvolvidos modelos de previsão de falência, os quais servem, justamente, para que gestores e partes interessadas consigam avaliar a probabilidade de uma empresa falir, permitindo-lhe adotar as medidas necessárias. Existem um grande número de modelos, desde modelos univariados em que Beaver (1966) foi o pioneiro, modelos multivariados que foram pela primeira vez apresentados por Altman (1968) e modelos logísticos de probabilidade condicionada.

Neste âmbito, o objetivo desta dissertação passa por, baseando-se nos modelos existentes e na evolução dos mesmos até à literatura atual, perceber se estes serão eficazes quando aplicados às Pequenas e Médias Empresas (PME's) do sector industrial português, qual a sua capacidade preditiva e também o desenvolvimento de um modelo próprio capaz de prever a falência eficientemente. Assim, pretende-se oferecer à literatura uma análise comparativa entre os modelos existentes escolhidos, de forma a avaliar qual o mais eficiente quando aplicado a este sector e ainda um modelo capaz de aferir qual o

conjunto de variáveis financeiras que melhor explica a ocorrência deste tipo de acontecimentos, igualmente para o setor industrial português.

Este trabalho é inovador no sentido de que, na elaboração do modelo foram estudados os 19 rácios contabilísticos-financeiros, que irão representar as variáveis explicativas, mais presentes na literatura existente e com maior capacidade explicativa comprovada, para que na perspetiva mais global possível das características que separam as empresas falidas das ativas, procurar entender quais são os que definitivamente melhor explicam o fenómeno da falência para o caso estudado.

Neste contexto, para a aplicação dos modelos, foi construída uma amostra de 498 PME's do sector industrial português num período de 2008 a 2014. Através do tamanho de cada empresa, o ano de falência e a sua Classificação de Atividades Económicas (CAE), a amostra foi emparelhada contando com 249 empresas em insolvência, segundo a base de dados utilizada para a obtenção dos mesmos (SABI), e 249 empresas no ativo. Todos os dados financeiro-contabilísticos foram retirados desta mesma base de dados.

O modelo de previsão de falência desenvolvido para PME's do setor industrial português, alcançou uma capacidade de previsão de 84%, superior em três e cinco pontos percentuais aos restantes modelos comparados.

Deste modo a presente dissertação irá ser dividida em três partes fundamentais. A primeira parte, presente na Secção 1, diz respeito à revisão da literatura existente relativa aos modelos de previsões de falências e da sua evolução até à literatura mais recente, ainda será realizada uma revisão mais específica tendo em conta o caso em estudo, Pequenas e Médias Empresas.

A segunda parte, presente na Secção 2, consubstancia a apresentação da metodologia de abordagem à problemática subjacente à presente dissertação, a apresentação dos resultados e discussão dos mesmos. Mais especificamente a secção procede à explicação de como a amostra foi contruída, seguidamente a descrição dos dados a utilizados, métodos de seleção de variáveis explicativas e por fim a estimação do modelo estatístico e discussão dos resultados obtidos. Finalmente, na secção 3 são apresentadas conclusões finais.

1. Revisão da literatura

1.1 Introdução

A literatura sobre o tema de previsão de falências é bastante vasta, inúmeros foram os autores que durante cerca de cinquenta anos estudaram esta temática e a foram sucessivamente melhorando, aprofundando e criando variadas alternativas metodológicas. Desde os primeiros autores que ousaram procurar soluções Beaver (1966) e Altman (1968) com os seus modelos univariados e multivariados, passando pelos aos autores que introduziram a função logística e até aos dias de hoje, é continua esta discussão.

Nesta secção será apresentada a evolução da literatura relativa ao tema de previsão de falências bem como das próprias metodologias usadas, também será exposto uma análise mais específica com o foco nos modelos aplicados a pequenas e medias empresas.

1.2 Modelos de previsão de falência e evolução

Quando olhamos para a base de todos os estudos relativos à previsão de falência, temos (Beaver, 1966), foi o pioneiro da análise univariada de rácios financeiros no estudo de previsão de falência, que se baseava na análise de cada variável isoladamente.

Neste tipo de análise, existe a vantagem evidente da facilidade de aplicação, pois na prática esta depende apenas da análise isolada da variância das variáveis escolhidas. No estudo de Beaver, utilizou-se 30 racios subdivididos em 5 categorias: rácios de cash-flows, rácios de rendibilidade, rácios de dívida, rácios de liquidez e rácios de turnover. Utilizando uma amostra constituída por 79 empresas que tinham falido entre 1954 e 1964, e as 79 que não se encontravam nessa situação. Deste modo o autor comparou os dois grupos, utilizando os valores médios, recorrendo a testes para avaliar a capacidade da

variável (neste caso o rácio) a fim de determinar se a empresa se encontra nos grupos das falidas/não falidas, baseando-se apenas na informação dessa variável, a chamada *dichotomous classification*, e analisando a frequência com a qual os valores dos rácios “caiem” em certos intervalos condicionados ou não, ao grupo das empresas falidas. Com base nestas análises, o autor concluiu que à medida que o ano de falência se aproxima as empresas mostravam deteriorações nos seus rácios, ao contrário do que acontecia nas empresas não falidas.

Pouco tempo depois surgem os primeiros estudos multivariados, o primeiro autor a utilizar este método estatístico de forma eficaz foi Altman (1968). O autor como já referido acima apresenta uma análise discriminante multivariada com base em rácios financeiros. O estudo baseava-se na aplicação da análise discriminante multivariada (MDA) definida a partir de cinco rácios de rendibilidade e de risco em empresas falidas e não falidas. O autor construiu uma função, conhecida como Z-score, utilizando para tal estes rácios, que era capaz de prever com uma elevada percentagem de êxito nos dois anos anteriores à falência.

Baseando-se na informação contida nas demonstrações financeiras das empresas escolhidas, Altman, inicialmente, escolheu um conjunto de 22 rácios testados para uma amostra de 66 empresas (33 empresas falidas e as restantes no ativo) num período de 1946 a 1965. Posteriormente, o autor apurou, após tratamento estatístico e análise de quais os mais significativos para a separação entre empresas falidas e não falidas, os tais 5 rácios: rácio de rendabilidade, rácio de liquidez, rácio de solvabilidade, rácio de endividamento. O autor conclui que os resultados obtidos a partir de uma análise multivariada conseguiam ser mais significativos de que pela análise univariada, assim função z-score classificou corretamente 94% das empresas falidas e 97% das empresas não falidas, isto um ano antes de falência. Após a introdução deste método estatístico, durante vários anos foram muitos aos autores que aplicaram o MDA na previsão de falência empresarial Edmister (1972), Blum (1974), Altman et al. (1977), Taffer (1997) e Laitinen (1991).

Apesar de tudo, questões iam sendo levantadas sobre a adequabilidade desta técnica estatística e os autores apontavam que normalmente o uso desta prática violava dois pressupostos base do MDA, sendo estes 1) a matriz de variância-covariância deverá ser homogenia nos dois grupos, 2) as variáveis explicativas deveram apresentar uma

distribuição normal multivariada. Por este motivo houve a necessidade de explorar outras metodologias, é então que, com objetivo de contornar as limitações apontadas aos modelos de análise discriminante multivariada e também da maximização da capacidade de previsão, no início da década de 80, surgem os primeiros modelos logísticos para previsão de falência. (Ohlson,1980) foi o pioneiro na utilização de modelos logísticos nesta temática, assim com o uso destes tornou-se possível a não violação dos pressupostos do MDA e uso de amostras que poderiam ser desproporcionais.

O autor usou uma amostra com 105 empresas falidas e outras 2,058 em atividade, durante o período entre 1970 e 1976. Na sua análise usou um modelo com nove fatores, sete deles, rácios financeiros e dois deles variáveis binárias, sendo que a sua escolha baseou-se na frequência e relevância dos mesmos na literatura. Contudo os resultados da estimação apresentaram-se menos eficazes dos que os reportados por (Altman, 1968) que, como já acima referido, utilizou a análise discriminante (ver Tabela 1). Ohlson argumentou que a discrepância dos resultados obtidos se devia ao facto de que o tempo correspondente entre a data da observação e ao exato momento da falência é maior no seu caso e que seria necessário novas e melhores variáveis explicativas para aumentar a capacidade do modelo. Efetivamente, após o trabalho de (Ohlson, 1980), grande parte da literatura (Zavgren, 1983; Gentry et al., 1985; Keasey and Watson, 1987; Aziz et al., 1988; Platt and Platt, 1990; Ooghe et al., 1995; Mossman et al., 1998; Charitou and Trigeorgis, 2002; Becchetti and Sierra, 2002) elegeu este método estatístico nos seus estudos de previsão de falência. Assim, nesta dissertação optou-se por usar um modelo logístico pelas razões expostas acima e relativamente ao facto de estatisticamente ser mais intuitivo devido à presença de uma variável independente binária, que classifica as empresas como falidas ou não falidas atribuindo-lhes uma probabilidade entre zero e um. Mais recentemente, Brindescu-Olariu (2016) utilizando como população as empresas romenas, procurou definir uma metodologia para a previsão de falências com base no rácio Passivo Total/Ativo Total, o estudo do autor revelaram que este mesmo rácio era realmente útil na previsão de falência das 52.252 empresas seleccionadas. Nos últimos tempos, também tem sido recorrente a análise e inclusão de variáveis explicativas relativas a *corporate governance*, (Elshahat et al., 2015) sugeriram aumentar a capacidade preditiva do modelo de Z-score de Altman incluindo um índice de *corporate governance* como variável explicativa. Contudo, os resultados comparados não sofreram nenhum

melhoramento significativo, ou seja a variável não acrescenta capacidade preditiva ao modelo.

1.3 Modelos de previsão de falência aplicados a pequenas e médias empresas

A literatura sobre previsão de falências aplicada às pequenas e médias empresas foi um tema alvo de alguns estudos ao longo dos anos, os primeiros passos nesse sentido foram dados por (Edmister, 1972) que partindo de dezanove rácios financeiros, usou a análise discriminante multivariada (MDA) para contruir um modelo de previsão de falências para PME's, a amostra era constituída por 42 pequenas e médias empresas durante um período de 1954 a 1969. Na constituição da amostra, o autor utilizando como fonte de informação a Small Business Administration e Robert Morris Associates, selecionou as PME's mediante determinados critérios definidos¹. O modelo classificou corretamente 93% das empresas falidas. Além deste, outros autores, segundo Bellovary et al. (2007)² os trabalhos de Gru (1973); Weinrich (1978); Fulmer, Moon, Gavin and Erwin (1984); Keasey and Watson (1986); Moses and Liao (1987); e Laitinen (1991) também exploraram esta temática aplicada às PME's.

Na União Europeia existe uma definição comum de PME desde 1996 e atualizada em 2003 tendo em conta o acordo de Basileia, nesta definição tem-se em conta o número de empregados, o volume de negócios e o balanço total. Na presente dissertação, será esta a definição a ser usada.

Altman e Sabato (2007) Aperfeiçoam o trabalhado iniciado por Edmister (1972) usando pela primeira vez a definição de PME's incluída no acordo Basileia II. Os autores analisaram um conjunto de rácios relativos a PME's, com o objetivo de identificar quais deles teriam a maior capacidade de afetar a solidez financeira de uma empresa e compreender se deveria existir uma separação de pequenas e médias empresas para as

¹ Os autores utilizaram a Small Business Administration, uma instituição que fornece apoio a empresários e pequenas e medias empresas, e a Robert Morris Associates, gestão de risco, como fonte de informação.

² O trabalho destes autores baseou-se numa revisão completa da literatura desta temática, desde 1930 até 2007.

grandes empresas, quando as instituições financeiras procuram definir os seus sistemas e estratégias de risco de crédito. Utilizando uma amostra de 2.010 empresas, das quais 120 empresas que faliram, e após a seleção de variáveis a incluir no modelo ter sido feito com o método *stepwise selection*, concluíram que a performance do modelo, em termos de capacidade preditiva, é significativamente maior do quando usado um modelo genérico (ou seja um modelo desenvolvido com base em grandes empresas).

O mesmo Altman em (Altman et al., 2010) testou o modelo desenvolvido em 2007, usando uma amostra diferente, tanto em tamanho como em termos geográficos, cerca de 5.8 milhões de PME's (66.833 falidas) cobrindo o período de 2000 a 2007. Além disso, os autores utilizaram um conjunto de dados únicos, incluído dados não financeiros, com o objetivo de entender se contribuíam para o melhoramento da capacidade do modelo acima citado e igualmente de um novo modelo concebido com base nos mesmos dados. Os autores comprovaram que na verdade, nestas condições e quando disponíveis, informação não financeira é provável que melhore a capacidade de preditiva dos modelos em 13%.

Mais recentemente foram vários os autores que analisaram diferentes características e variáveis dos modelos de previsão de falência empresarial, como a introdução de variáveis de corporate governance e de informação contida dos Cash-flows. (Gupta et al., 2014) Examinaram a utilidade dos Cash-Flows operacionais como fatores explicativos da previsão de falência, para tal utilizaram vários rácios de Cash-flow estimando-os partindo da função logística. Contudo, os seus resultados mostraram que apenas o rácio Cash-Flow/Passivo Corrente se apresentava estatisticamente significativo na identificação de empresas falidas e não falidas.

A introdução de variáveis de corporate governance também tem sido um tema em discussão na aplicação dos modelos de previsão de falência a PME's, (Ciampi, 2015) baseando-se nas empresas italianas, desenvolveu um modelo logístico composto tanto por rácios financeiros como por características de corporate governance. Após uma análise através da comparação entre o modelo descrito e o mesmo modelo sem as variáveis de corporate governance, foi possível determinar que algumas variáveis como a dualidade do CEO e o número de membros independentes no conselho de administração influenciam negativamente a falência de uma empresa e que a adição destas variáveis aumenta a eficácia do modelo. (Kubickova, 2015) Estabeleceu uma análise comparativa

entre quarto modelos de previsão, entre eles, o modelo de Ohlson, o modelo de Taffer e o Z-score de Alman, na sua capacidade preditiva. O seu trabalho teve como objetivo entender se os métodos utilizados na adaptação do modelo influenciam a avaliação da condição financeira das empresas. Como era de esperar, a avaliação da situação financeira da e uma empresa, partindo de modelos logísticos é mais eficaz do que com base em regressões lineares.

Tabela 1
MODELOS DE PREVISÃO DE FALÊNCIA

Autor	Assunto	Metodologia	Capacidade Preditiva de Falência
(Beaver, 1966)	Previsão de falência para empresas industriais dos USA	Análise Univariada	91%
(Altman, 1968)	Previsão de falência para empresas do setor da manufatura	Análise Discriminante Multivariada (MDA)	Um ano antes: 95% Dois anos antes: 83%
(Edmister, 1972)	Previsão de falência para PME's	MDA	Z score < 0,469 : 90% Z score > 0,530 : 93%
(Altman et al., 1977)	Previsão de falência para empresas do setor da manufatura e do retalho	MDA	Falidas um ano antes: 96.2% Não falidas um anos antes: 89.7%
(Ohlson, 1980)	Modelo de previsão de falência	Função Logística	Um ano antes da falência: 96.12% Dois anos antes da falência: 95.55%
(Keasey and Watson, 1986)	Previsão de falência para pequenas empresas do UK	MDA	Falidas: 70% Não falidas: 80%
(Laitinen, 1991)	Previsão de falência para PME's Finlandesas	MDA	Um ano antes da falência: 88.75% Dois anos antes da falência: 68.75%
(Everett and Watson, 1998)			
(Altman and Sabato, 2007)	Previsão de falências para PME's dos USA	Função Logística	Modelo logístico com logaritmos: 87% Modelo logístico original: 75%
(Bellovary et al., 2007)	Revisão dos modelos de previsão de falência	-	-

Tabela resumo dos modelos desenvolvidos na literatura existentes, apresentando a metodologia usada e os resultados obtidos

1.4 Conclusão da revisão da literatura

Como foi possível aferir a partir da revisão da literatura sobre a temática abordada na presente dissertação, será então interessante entender se os resultados obtidos por outros se verificam quando aplicados às PME's nacionais tendo em conta todas as variações ao nível metodológico abordadas nesta secção.

As conclusões demonstradas por Ohlson, e por outros autores mais recentemente, apontam para o facto de que o uso da regressão logística, além de se verificar na maior parte dos casos mais eficaz, contorna as limitações verificadas pelo uso da MDA. Também a metodologia utilizada por (Altman and Sabato, 2007), que realizou pela primeira vez um estudo assente na previsão de falência em PME's, definidas de acordo com o Baselia II, metodologias estas como a análise, escolha e definição de variáveis explicativas. Deste modo, sustentado pela revisão bibliográfica apresentada, a presente dissertação terá como objetivo o desenvolvimento de um modelo logístico de previsão de falência, tendo como base as PME's do setor industrial português.

2. Metodologia

A presente secção irá abordar a metodologia usada relativa à problemática estudada na presente dissertação. Concretamente, pretende-se desenvolver um modelo de previsão de falência empresarial, definindo qual o conjunto de variáveis, ou seja rácios financeiros, que melhor explica o fenómeno analisado, recorrendo para tal a processos estatísticos.

Uma questão importante neste tipo de estudo é a definição de falência utilizada, pois depende de qual o momento definido, seja esta definição de cariz económico quando a empresa deixa de cumprir as obrigações para com os seus credores ou de cariz administrativo quando o processo de falência entra em tribunal, a capacidade de previsão e de eficácia do modelo pode variar. Devido à inexistência na base de dados utilizada para a presente dissertação do momento de falência, optou-se por utilizar o momento em que a empresa entra em processo de insolvência.

Resumidamente, este capítulo procede à explicação de como a amostra foi contruída e a suas características, seguidamente a descrição dos dados utilizados, métodos de seleção de variáveis explicativas e por fim a definição e estimação do modelo estatístico.

2.1 Descrição dos dados

Os dados utilizados na construção da amostra deste estudo são referentes às PME's do setor da indústria portuguesa, que apresentam dados contabilísticos completos. Estes dados serão analisados em painel, visto que se referem a observações de várias empresas por diversos anos. Sendo os dados em análise referentes às PME's do setor industrial português, os setores de atividade considerados, tendo em conta a R.E.V 3 da Classificação Portuguesa das Atividades Económicas, são os correspondentes às secções B e C conforme na tabela abaixo.

Tabela 2

R.E.V 3 DA CLASSIFICAÇÃO PORTUGUESA DAS ATIVIDADES ECONÓMICAS

Secção	Divisão	Designação
B	05	Extração de hulha e lenhite
B	06	Extração de petróleo bruto e gás natural
B	07	Extração e preparação de minérios metálicos
B	08	Outras indústrias extrativas
B	09	Atividades dos serviços relacionados com as indústrias extrativas
C	10	Indústrias alimentares
C	11	Indústria das bebidas
C	12	Indústria do tabaco
C	13	Fabricação de têxteis
C	14	Indústria do vestuário
C	15	Indústria do couro e dos produtos do couro
C	16	Indústrias da madeira e da cortiça e suas obras, exceto mobiliário
C	17	Fabricação de pasta, de papel, cartão e seus artigos
C	18	Impressão e reprodução de suportes gravados
C	19	Fabricação de coque, de produtos petrolíferos refinados e de aglomerados de combustíveis
C	20	Fabricação de produtos químicos e de fibras sintéticas ou artificiais, exceto produtos farmacêuticos
C	21	Fabricação de produtos farmacêuticos de base e de preparações farmacêuticas
C	22	Fabricação de artigos de borracha e de matérias plásticas
C	23	Fabricação de outros produtos minerais não metálicos
C	24	Indústrias metalúrgicas de base
C	25	Fabricação de produtos metálicos, exceto máquinas e equipamentos
C	26	Fabricação de equipamentos informáticos, equipamento para comunicações e produtos eletrónicos e óticos
C	27	Fabricação de equipamento elétrico
C	28	Fabricação de máquinas e de equipamentos
C	29	Fabricação de veículos automóveis, reboques, semi-reboques e componentes para veículos automóveis
C	30	Fabricação de outro equipamento de transporte
C	31	Fabricação de mobiliário e de colchões
C	32	Outras indústrias transformadoras
C	33	Reparação, manutenção e instalação de máquinas e equipamentos

A tabela mostra todos os CAE's de 2 dígitos que representam o sector industrial português.

Na realização deste estudo a seleção das empresas falidas foi feita com recurso à base de dados SABI, utilizando para o momento de falência o momento em que a empresa entra em processo de insolvência, de acordo com o que esta presente na base de dados. Daqui poderá surgir uma limitação do modelo, visto o momento de insolvência ser o momento em que empresa deixa de conseguir fazer face as suas obrigações e o momento

de falência o momento em que a empresa declara falência, com objetivo de contornar este problema optou-se por selecionar apenas empresas que o ano de insolvência seja o ultimo ano em que a dita empresa apresenta dados contabilísticos disponíveis.

Como a base desta dissertação é a previsão de 1 a 2 anos antes de falência, foram extraídas empresas que apresentavam disponíveis 3 anos³ consecutivos de dados contabilísticos e representadas pelos setores de atividade na tabela 1. Respeitando os requisitos de classificação de PME europeus, i) ter menos de 250 trabalhadores no último ano de informação disponível; E: ii) Volume de negócios inferior a 50.000.000€ Ou: iii) Ativo Total inferior a 43.000.000€ Nas empresas ativas a sua seleção foi realizada com o método de emparelhamento tendo em conta o setor de atividade (CAE de 2 dígitos) e a sua classe de ativo, ou seja para cada empresa falida, seja ela média, pequena ou micro empresa, foi selecionada uma empresa ativa do mesmo tamanho, que atua no mesmo setor e com dados disponíveis no mesmo anos que a correspondente falida.

Tabela 3
CONSTITUIÇÃO DA AMOSTRA

Ano	Falidas	Ativas	Total
2008	6	6	12
2009	8	8	16
2010	26	26	52
2011	57	57	114
2012	54	54	108
2013	57	57	114
2014	41	41	82
Total	249	249	498

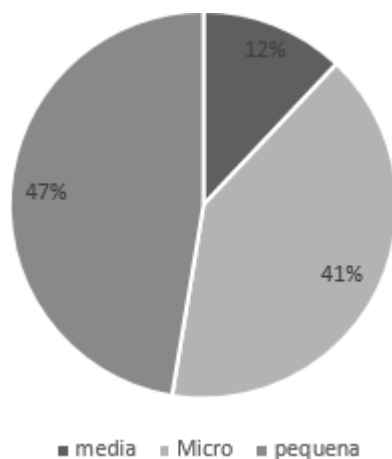
Constituição da Amostra, por ano e por estado, sejam estes de 2008 a 2014 e Falidas e em Atividade.

O resultado final obtido foi a observação de 498 empresas para um período compreendido entre 2008 e 2014, 229 apresentavam-se falidas e as restantes 249 em atividade. Na tabela acima esta exposta a representatividade da amostra por cada ano

³ A extração de um ano a mais dos anos em estudo é justificável pela possível necessidade de calcular variações em determinados rácios contabilístico-financeiros.

observado, como já referido, as empresas ativas foram selecionadas pelo método de emparelhamento para cada ano em análise.

Figura 1
REPRESENTATIVIDADE DA AMOSTRA (TAMANHO)



Distribuição da amostra em termos de ativo, repartido em pequenas, médias e micro empresas

A distribuição correspondente a esta divisão encontra-se apresentada na Figura 1, em que cerca de metade da amostra, 47%, são pequenas empresas, seguido de 41% de micro empresas e os restantes 12% compostos por médias empresas. Após a divisão em cada ano de análise, conjuntamente com a classificação de indústria correspondente, realizou-se o emparelhamento.

2.2 Seleção de variáveis

Existem numerosas variáveis que poderiam ser objeto de estudo nesta dissertação, sendo elas qualitativas, como número de empregados, resultado de auditoria, entre outras, ou quantitativas, como rácios financeiros contabilísticos. Mesmo sabendo o potencial explicativo das variáveis qualitativas, devido a inexistência deste tipo de dados na base de dados SABI, neste estudo vão ser apenas utilizadas variáveis quantitativas com base nas informações contabilísticas disponíveis.

Para tal, serão seleccionadas variáveis correspondentes a rácios financeiros contabilísticos. Atendo à revisão da literatura anteriormente apresentada e aos modelos e variáveis definidos e desenvolvidos pelos diferentes autores, optou-se por categorizar o perfil de uma empresa em 5 grupos de rácios: Atividade, Liquidez, Rentabilidade, Alavancagem Financeira e Cobertura. Posteriormente, considerando quais os rácios mais usados na literatura e com mais capacidade explicativa para a previsão de falência, tendo por base os trabalhos de (Bellovary et al., 2007) e (Chen and Shimerda, 1981), realizou-se a seleção de rácios a analisar em cada categoria como é possível observar na Tabela 4. O objetivo será então desenvolver um modelo com uma variável/rácio de cada categoria, ou seja um modelo com 5 a 6 variáveis. Após a seleção de quais dos 19 rácios a serem alvo de análise, procedeu-se ao uso do método estatístico *backward stepwise selection procedure*. Este método consiste na estimação do modelo com a totalidade das variáveis analisadas e eliminação da variável com menor significância, seguidamente estima-se novamente o modelo mas desta vez sem a presença da variável posteriormente eliminada, e volta-se a eliminar a variável com menor significância, assim sucessivamente o processo repete-se passo-a-passo até as restantes variáveis se revelarem eficientes explicativas, ou seja, abaixo do nível de significância escolhido, que neste estudo é de 1%. Na quarta coluna da tabela 4 estão assinalados quais os rácios seleccionados alvo da aplicação deste processo de seleção.

Tabela 4

SELEÇÃO DE VARIÁVEIS

Categoria	Varáveis analisadas	Variável	Var. Modelo
Atividade	Vendas/Total Ativo	RVENDAT	X
	Dívida curto prazo/ Vendas	RSTDEBVEND	
	Dívidas de Terceiros/Total Passivo	RACCRECPASS	
Liquidez	Ativo corrente/Passivo Corrente	RATCORRPASSCORR	
	Working Capital / Total Ativo	RWCAT	
	Passivo corrente/ Capital Próprio	RPASSCORRCP	
	Passivo Corrente/Total Ativo	RPASSCORRAT	x
	Cash/Total Ativo	RCAAT	
Rentabilidade	RL/Vendas	RNETVEND	
	RL/ Total ativo	RNETAT	
	EBIT/vendas	REBITVEND	x
	EBIT/Total ativo	REBITAT	
	Ganho Retidos/Total Ativo	RRETERNAT	
Alavancagem Financeira	Total Passivo/Total Ativo	RPASSAT	x
	Dívidas Curto Prazo/ Capital Próprio	RSTDEBCP	
	Dívidas longo prazo/ Ativo Corrente	RLTDEBATCORR	x
	Capital Próprio/Total passivo	RCPPASS	
Cobertura	EBITDA/Despesa com juros	REBITDAINTEX	x
	EBIT/Despesas com juros	REBITINTEX	

Resumo de todas as variáveis escolhidas para análise e as variáveis selecionadas pelo modelo.

A variável representa a rotação do ativo (RVENDAT), é o rácio entre o volume de negócios e o ativo total da empresa, a mesma procura medir o grau de eficiência com que a empresa está a utilizar os seus ativos. Quanto maior o valor do rácio de rotação do ativo, maior é a capacidade com que a empresa está a gerar vendas, é então espetável que esta variável apresente um sinal negativo, pois para uma empresa perto da falência, indica que a mesma estará a utilizar os seus ativos de forma pouco adequada. Representando a liquidez, a variável apresentada pelo rácio entre o passivo corrente e o

total do ativo (RPASSCORRAT), indica a percentagem de total de ativos de uma empresa que é financiada por obrigações de curto prazo, inferiores a um ano. Este rácio é importante na mensuração de liquidez e desempenho de uma empresa. Se este rácio for maior que 1 que a empresa apresenta uma situação financeira precária e não tendo capacidade suficiente para pagar as dívidas de curto prazo. Sendo que é expectável que o cofator desta variável seja positivo.

Seguidamente a variável, representada pelo rácio entre o EBIT, resultados antes de juros e impostos, e o volume de negócios (REBITVEND), traduz a rentabilidade operacional do ativo, ou seja, mede o aumento do resultado operacional por cada unidade vendida. Desta forma espera-se que uma empresa com condição financeira vulnerável e por conseguinte perto da falência, este rácio se apresente negativo. Relativamente aos rácios de alavancagem financeira, o modelo selecionou dois rácios, o rácio entre as dívidas financeiras de longo prazo e o ativo corrente (RLTDATCORR) que indica a percentagem de ativos correntes de uma empresa que é financiada por empréstimos ou outras obrigações financeiras com duração superior a um ano, significando que se uma empresa tiver uma alta percentagem de ativos correntes a ser financiada, uma maior alavancagem, sugere que o negócio além de não ser suficiente para se sustentar a si próprio, poderá, eventualmente não ser capaz de fazer face às suas obrigações, assim para empresas perto da falência é expectável que este rácio se aproxime de valores positivos. O segundo rácio encontra-se representado pelo produto do total do passivo pelo total do ativo (RPASSAT), este difere do anterior na forma em que compara o total das obrigações, superiores e inferiores a um ano, com o total dos ativos, corrente e não corrente, indicando a proporção da totalidade dos ativos que se encontram financiados por terceiros e não por capital próprio, da mesma forma que o anterior um valor acima de 1 sugere que a empresa não será capaz de fazer face às suas obrigações, sendo o expectável no caso em estudo.

Relativamente aos rácios de cobertura, a variável que compõe o rácio entre o EBITDA, Resultados antes de Juros, Impostos, Depreciações e Amortizações, e os gastos financeiros com juros (REBITDAINTEX), mede se o negócio da empresa é suficiente para pagar as suas despesas com juros de financiamento. Um valor superior a 1 indica que a empresa possui cobertura de juros que seja suficiente para pagar as suas despesas

financeiras de curto prazo. Consequentemente é expectável que no modelo desenvolvido esta variável apresente um coeficiente negativo.

Nas Tabela 5 são apresentados algumas estatísticas acerca das variáveis analisadas. Na coluna um são as variáveis analisadas, seguidamente os valores médios na coluna dois, os valores máximos e mínimos nas colunas três e quatro, respetivamente, na coluna cinco o desvio padrão e na última coluna o número de observações.

Tabela 5
ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS

	Média	Máximo	Mínimo	Desv. P	Observações
Dívidas de Terceiros/Total Passivo	0,547898	2 807 538	0,028588	0,354614	498
Ativo Corrente/Passivo Corrente	1 430 264	6 842 778	0,261116	0,778905	498
Cash/Total Ativo	0,045489	0,542135	-0,016752	0,075579	498
Capital Próprio/Total passivo	0,489217	5 425 248	0,000252	0,560017	498
EBIT/Total ativo	0,009113	0,361394	-0,659328	0,090489	498
EBITDA/Despesa com juros	1 132 466	484211,4	-5 511 592	21948,16	498
EBIT/Despesas com juros	8 401 972	361633,4	-5 923 280	16386,19	498
EBIT/vendas	-0,0302	0,446852	-4 009 136	0,268975	498
Dívidas Longo Prazo/ Ativo Corrente	0,494492	5 677 340	0,001206	0,635931	498
Resultado Liquido/ Total ativo	-0,017525	0,269301	-0,65384	0,086549	498
Resultado Liquido/Vendas	-0,070221	0,371992	-4 077 727	0,283258	498
Total Passivo/Total Ativo	0,726879	0,999748	0,155636	0,165672	498
Passivo Corrente/Total Ativo	0,49009	0,940449	0,08007	0,179383	498
Ganho Retidos/Total Ativo	-0,017974	0,623842	-0,883824	0,107622	498
Dívidas Curto Prazo/ Vendas	0,222207	2 343 807	0,000291	0,254777	498
Vendas/Total Ativo	0,873198	4 280 500	0,014334	0,554102	498
Working Capital / Total Ativo	0,134664	0,81418	-0,481282	0,22883	498
Dívidas Curto Prazo/ Capital Próprio	2 105 924	3 224 210	0,001997	1 502 900	498
Passivo corrente/ Capital Próprio	9 636 590	1 761 545	0,125742	8 288 235	498

Esta tabela mostra as estatísticas descritivas da totalidade das variáveis analisadas.

2.3 Estimação

Nos modelos de escolha binária, em que se insere o modelo logístico, a variável dependente Y é uma variável binária que assume apenas dois valores (0 e 1), esta é uma variável dummy que representa duas alternativas ou a ocorrência de um determinado acontecimento, ou seja, assume o valor de 1 quando esse acontecimento se verifica e 0 caso contrario. No modelo logístico desenvolvido a variável dependente é a YFAL1 em que a mesma assume valor de 1 quando a empresa se encontra em estado de insolvência e valor 0 quando a empresa se encontra em atividade (não insolvência).

A Função Logística é a seguinte:

$$\hat{P}(Y_i = 1) = \frac{1}{1 + e^{-YFAL1_i}}.$$

Em que,

$$YFAL1_i = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 X_{2i} + \dots + \hat{\beta}_k X_{ki}$$

Sendo $\hat{\beta}_j$ os coeficientes estimados, X_{ji} ($j=2,3,\dots,k$) as variáveis explicativas selecionadas, neste caso específico pela metodologia backward stepwise procedure e $\hat{P}(Y_i = 1)$ a probabilidade estimada da empresa i ir à falência. A previsão sobre se uma empresa i vai ou não à falência é feita no ponto cut-off de 0,5, portanto para valores da probabilidade estimada superiores a 0,5 assume-se que a empresa vai à falência, enquanto que para valores inferiores a 0,5 se assume que a empresa não vai à falência.

3. Resultados

Sendo a função logística o método elegido para estimação do modelo, as variáveis como já referido, foram selecionados segundo a metodologia *backward stepwise*, do que resultou um modelo com seis variáveis explicativas, como se pode ver na Tabela 6. Relativamente ao comportamento previsto dos rácios preditores, todos eles apresentam sinal esperado. Já quanto à significância individual de cada uma das variáveis, todas elas mostraram-se estatisticamente significativas a 1%. A função tem um coeficiente explicativo R^2 Mcfadden igual a 0.48. A ocorrência de heterocedasticidade foi considerada utilizando o processo de correção Huber-White em todas as estimações realizadas. A eficácia global do modelo (percentagem de casos corretamente classificados) ascende a 84%.

Tabela 6
MODELO LOGÍSTICO DESENVOLVIDO (YFAL1)

Variável	Coeficiente β	Std. Error	Z-Statistic	P-Value
C	-6.56	1.40	-4.70	0.0000
RATCORRPASSCORR	+1.08	0.31	3.49	0.0005
REBITDAINTEX	-0.35	0.08	-4.30	0.0000
RLTDEBATCORR	+1.12	0.36	3.16	0.0016
RPASSCORRAT	+6.21	1.65	3.77	0.0002
RVENDAT	-1.90	0.39	-4.92	0.0000
RPASSAT	+5.27	1.40	3.77	0.0002
R^2 Mcfadden	0.48		Log Likelihood	-180.16

Esta tabela mostra o modelo desenvolvido partindo do método estatístico backward stepwise, apresentando com seis variáveis/rácios financeiros dos dezanove inicialmente selecionados.

Além da estimação do modelo desenvolvido, foram também estimados dois outros modelos. Um modelo utilizando a variáveis de selecionados por Altman (1968) no seu modelo Z-score e outro aplicando a variáveis selecionadas pelo mesmo Altman e Sabato (2007). Optou-se por estimar estes modelos, o primeiro desenvolvido no âmbito

de empresas da manufatura e de tamanho considerável, apesar de apresentar alguma antiguidade não deixa de ser o modelo de base a todos os seguintes e será interessante a comparação de resultados. O segundo, desenvolvido no âmbito das PME's pelo mesmo Altman e de certa forma que serviu como base para a elaboração do presente trabalho. O objetivo será estabelecer uma análise comparativa com o modelo desenvolvido. Os dois modelos foram estimados com a função logística e com a mesma amostra. Deste modo, foi assim estimado o modelo logístico definido por (Altman and Sabato, 2007), sem as variáveis explicativas logaritimizadas na Tabela 7, o modelo apresenta um coeficiente explicativo R^2 Mcfadden igual a 0,38. Relativamente à significância individual das variáveis, verificamos que as variáveis EBIT/Total Ativo (REBITAT), Ganhos retidos/Total Ativo (RRETERNAT) e Cash/Total Ativo (RCAAT) não são estatisticamente significativas. Quanto à capacidade do modelo, este classificou corretamente e no global 81% das empresas.

Tabela 7
MODELO LOGÍSTICO ALTMAN & SABADO (2007) (YFAL2)

Variável	Coeficiente β	Std. Error	Z-Statistic	P-Value
C	+0.86	0.28	3.05	0.0023
REBITAT	+1.90	3.96	0.48	0.6321
RSTDEBCP	+0.30	0.09	3.38	0.0007
RRETERNAT	-1.14	1.57	-0.73	0.4654
RCAAT	-0.14	1.57	-0.09	0.9276
REBITDAINTEX	-0.45	0.12	-3.80	0.0001
R^2 Mcfadden	0.38		Log Likelihood	-214.51

Na tabela esta representada a estimação do modelo estimado com base no modelo desenvolvido por Altman & Sabato (2007).

Posteriormente foi realizada estimação logística baseada no modelo Z-Score, optou-se por não utilizar a análise discriminante mas com as mesmas variáveis de Altman (1968) estimar uma função logística. Na Tabela 1 do Anexo 1 encontra-se demonstrada a estimação do logístico baseado no modelo Z-Score, em que relativamente à significância individual das variáveis, verificamos que as variáveis Working Capital/Total Ativo (RWCAT) e Ganhos retidos/Total Ativo (RRETERNAT) não são estatisticamente significativas. A função apresentou um coeficiente explicativo R^2 Mcfadden igual a 0,32. A capacidade preditiva global do modelo foi de 79%, dos modelos estimados este foi o

que apresentou uma menor capacidade preditiva.

Tabela 8
CLASSIFICAÇÃO DAS EMPRESAS UM ANO ANTES DA FALÊNCIA

	Observações	Classificado pelo modelo		% de acerto
		Falidas	Ativas	
Falida	249	203	46	82%
Ativa	249	32	217	87%
Percentagem total de acerto				84%

Nesta tabela encontra-se os resultados obtidos do modelo logístico desenvolvido em termos de percentagem de acerto.

Comparando os resultados obtidos em todas as estimações, verificou-se que um ano antes da falência o modelo logístico desenvolvido acabou por ser o modelo com melhor capacidade preditiva global, 84% das empresas foram classificadas corretamente, seguindo-se o modelo logístico de (Altman and Sabato, 2007) com 81% de percentagem global de acerto e por fim o modelo logístico aplicado com as variáveis do Z-score de (Altman, 1968), que classificou corretamente 79% das empresas.

Tabela 9
CAPACIDADE PREDITIVA E ERROS TIPO I E TIPO II

	Erros Tipo I	Erros Tipo II	Capacidade Global de Previsão
Modelo Logístico Desenvolvido	18%	13%	84%
Modelo Altman e Sabato (2007)	24%	15%	81%
Modelo Logístico Z-Score	23%	19%	79%

Análise comparativa dos três modelos estimados, em termos de erros Tipo I, erros Tipo II e capacidade global de previsão.

Existem dois tipos de erros na avaliação da empresa. O erro tipo I, que ocorre quando uma empresa falida é classificada como não falida (Ativa) e o erro tipo II que ocorre quando uma empresa não falida (Ativa) é classificado como falida. Constata-se pela observação da Tabela 9 que, o modelo desenvolvido classificou 46 empresas como erro tipo I e 32 empresas como erro de tipo II. Da análise comparativa deste tipo de erros nos modelos estimados verificou-se que o modelo de (Altman and Sabato, 2007) obteve uma percentagem preditiva menor comparando com o modelo logístico desenvolvido, devido principalmente a facto dos erros de tipo I terem sido superior em 6%, classificando 59 empresas falidas como não-falidas (Ativas), o que poderá ser explicado pela não utilização de variáveis logaritimizadas que neste modelo reduzem drasticamente este tipo de erro⁴. A não utilização desta abordagem deve-se à existência de variáveis explicativas com dados negativos, tornando a logaritimização inviável.

⁴No estudo de Altman & Sabato (2007) a utilização de variáveis logaritimizadas reduziu o erro tipo I de 21% para 12%.

4. Conclusão

Para a antecipação de acontecimentos futuros, neste caso a falência empresarial, com o objetivo de poder adotar medidas corretivas que ajudem à obtenção dos resultados pretendidos, é indispensável que a gestão tenha ao seu dispor ferramentas necessárias para prever e compreender estes acontecimentos. A indústria é um dos setores onde as empresas terão que ser competitivas e em que deverão estar a par dos avanços tecnológicos que começam a ser cada vez mais exponenciais. Estas medidas devem ser tomadas para que as empresas não incorram na degradação da saúde financeira das mesmas, podendo em muitos casos levar à falência.

Assim o desenvolvimento de um modelo baseado em rácios financeiros que possa servir de instrumento aos gestores e agentes económicos, e que aumente as suas capacidades para prever a falência, é inequivocamente importante.

Com esta finalidade foi desenvolvido um modelo através da utilização de uma amostra composta por dados contabilístico-financeiros das PME's do setor industrial português, e posteriormente comparando-o com dois modelos obtidos partido das variáveis de (Altman and Sabato, 2007) e do Z-Score de (Altman, 1968) aplicados à mesma amostra das PME's do setor industrial português. Para tal foi selecionada uma amostra de 249 empresas falidas no período compreendido entre 2008 a 2014.

Uma limitação do modelo será a definição do momento de falência, visto que na base de dados utilizada não existirem dados para o momento exato em que a empresa entra em processo de falência. Por esta razão optou-se por utilizar o momento em que a empresa entra em insolvência. A limitação surge quando os dois momentos, falência e insolvência, são muito distantes, que em alguns casos poderão chegar aos dois, três ou quatro anos, enviesando a amostra e diminuindo a capacidade de previsão. Com objetivo de contornar este problema optou-se por selecionar apenas empresas que o ano de insolvência seja o ultimo ano em que a dita empresa apresenta dados contabilísticos disponíveis.

Os resultados obtidos permitiram concluir que o modelo desenvolvido é o que apresentou melhor capacidade de previsão, 84%, apesar de que o modelo (Altman and Sabato, 2007) não tenha sido estimado com variáveis logaritimizadas, pois a natureza dos dados assim não o permitiu, obtendo uma capacidade de previsão de 81% que

eventualmente poderia ser otimizada caso a logaritimização fosse possível. Assim, neste contexto, o setor industrial, e com estas limitações, o modelo desenvolvido demonstrou-se eficaz e adequado para conseguir prever e antecipar probabilidade de falência de empresa.

Em próximos trabalhos será importante encontrar dados mais exatos quanto ao momento de falência como forma de evitar enviesamento da amostra e mais consistentes quanto a sua natureza, para ser possível a logritimização das variáveis e a otimização da capacidade de previsão. Seria também interessante a inclusão de variáveis qualitativas e macroeconómicas, de que vários estudos recentes referem, por forma a melhorar a capacidade preditiva dos modelos.

5. Bibliografia

- Altman, E.I., 1968. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance* 23, 589-609.
- Altman, E.I., Haldeman, R.G., Narayanan, P., 1977. ZETATM analysis A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking & Finance* 1, 29-54.
- Altman, E.I., Sabato, G., 2007. Modelling Credit Risk for SMEs: Evidence from the U.S. Market. *Abacus* 43, 332-357.
- Altman, E.I., Sabato, G., Wilson, N., 2010. The value of non-financial information in small and medium-sized enterprise risk management. *The Journal of Credit Risk* 6, 95.
- Beaver, W.H., 1966. Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research* 4, 71-111.
- Bellovary, J.L., Giacomino, D.E., Akers, M.D., 2007. A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education* 33, 1-42.
- Brindescu-Olariu, D., 2016. Bankruptcy prediction based on the debt ratio. *Theoretical & Applied Economics* 23, 145-156.
- Chen, K.H., Shimerda, T.A., 1981. An Empirical Analysis of Useful Financial Ratios. *Financial Management* 10, 51-60.
- Ciampi, F., 2015. Corporate governance characteristics and default prediction modeling for small enterprises. An empirical analysis of Italian firms. *Journal of Business Research* 68, 1012-1025.
- Edmister, R.O., 1972. AN EMPIRICAL TEST OF FINANCIAL RATIO ANALYSIS FOR SMALL BUSINESS FAILURE PREDICTION. *Journal of Financial & Quantitative Analysis* 7, 1477.
- Elshahat, I., Elshahat, A., Rao, A., 2015. DOES CORPORATE GOVERNANCE IMPROVE BANKRUPTCY PREDICTION? *Academy of Accounting & Financial Studies Journal* 19, 107-119.
- Everett, J., Watson, J., 1998. *Small Business Failure and External Risk Factors*: Kluwer Academic Publishers, p. 371.
- Gupta, J., Wilson, N., Gregoriou, A., Healy, J., 2014. The value of operating cash flow in modelling credit risk for SMEs. *Applied Financial Economics* 24, 649-660.

Keasey, K., Watson, R., 1986. The Prediction of Small Company Failure: Some Behavioural Evidence for the UK. *Accounting & Business Research* (Wolters Kluwer UK) 17, 49-57.

Kubickova, D., 2015. Ohlson's Model and its Prediction Ability in Comparison with Selected Bankruptcy Models in Conditions of Czech SMEs. 9, 155-173.

Laitinen, E.K., 1991. FINANCIAL RATIOS AND DIFFERENT FAILURE PROCESSES. *Journal of Business Finance & Accounting* 18, 649-673.

Ohlson, J.A., 1980. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research* 18, 109-131.

6. Anexos

Anexo 1 – Modelo logístico com variáveis do Z-Score

Tabela 1

MODELO LOGÍSTICO UTILIZANDO VARIÁVEIS DO Z-SCORE (ZFAL)

Variável	Coefficiente β	Std. Error	Z-Statistic	P-Value
C	+2.59	+0.38	+6.85	0.0000
RWCAT	+0.33	+0.53	+0.62	0.5336
RRETERNAT	-2.39	+2.28	-1.05	0.2937
REBITAT	-9.31	+2.77	-3.36	0.0008
RCPPASS	-2.66	+0.67	-4.00	0.0001
RVENDAT	-1.67	+0.30	-5.51	0.0000
<hr/>				
R ² Mcfadden	0.32		Log Likelihood	-234.89

Nesta tabela encontra-se a estimação logística realizada partindo das variáveis definidas por Altman (1968) com o modelo Z-score.

Anexo 2 – Resultados do modelo Altman & Sabato (2007) e modelo logístico com variáveis Z-Score

Tabela 1

RESULTADOS MODELO DE ALTMAN & SABATO (2007)

Observações		Classificado pelo modelo		% de acerto
		Falidas	Ativas	
Falida	249	190	59	76%
Ativa	249	37	212	85%
% Percentagem total de acerto				81%

Nesta tabela encontra-se os resultados obtidos do modelo de Altman & Sabato (2007) em termos de percentagem de acerto.

Tabela 2

RESULTADOS MODELO LOGÍSTICO COM VARIÁVEIS Z-SCORE

Observações		Classificado pelo modelo		% de acerto
		Falidas	Ativas	
Falida	249	191	58	77%
Ativa	249	48	201	81%
% Percentagem total de acerto				79%

Nesta tabela encontra-se os resultados obtidos do modelo logístico com variáveis do Z-Score em termos de percentagem de acerto.